

ファイナンス・ワークショップ 「機械学習のファイナンス分析への 応用」の様

1. 概要

日本銀行金融研究所は、2022年11月11日に「機械学習のファイナンス分析への応用」と題するファイナンス・ワークショップをオンライン開催し、学界、民間金融機関等から約290名が参加した¹。機械学習の手法をファイナンス分析に応用した研究成果として、テキスト分析を用いた気候変動ニュースの分析、機械学習モデルの解釈、深層学習のファイナンス分析への応用のそれぞれを題材とした計3本の研究論文が報告され、指定討論者、参加者、および報告者との間で活発な議論が行われた。本稿では、本ワークショップの様を順に紹介する。

2. 開会挨拶

金融研究所長の副島豊（日本銀行）は、今回のテーマ設定の背景について、以下のように説明した。

近年、データの利用可能性と分析手法の双方が飛躍的に発展している。前者については、利用可能なデータの種類（テキストや画像等のオルタナティブ・データ）、細かさ（個票データや高頻度データ）、対象範囲（個人の振舞い、自然環境、世論等）の3点において急速な拡張が生じている。後者については、機械学習や人工知能、自然言語処理、空間情報処理等の加速度的な技術発展が生じている。そして、
.....
本稿に示された意見はすべて発言者たち個人に属し、その所属する組織の公式見解を示すものではない。

1 プログラムは参考1を参照。参加者リストは参考2を参照。所属と肩書はワークショップ開催時点のもの。

新しいデータと最先端の分析手法を組み合わせることで、伝統的アプローチでは得られない革新的な発見やサービスの誕生が続いている。

主要中央銀行のリサーチ実務においても、新しいデータと分析手法の活用が進んでいる。日本銀行では、高頻度データやテキストデータと、機械学習や自然言語処理を組み合わせたりサーチを推進しており、研究成果の一部が展望レポートで用いられる等、研究から実務への展開が進行中である。

世界的には、国際決済銀行が立ち上げた BIS イノベーション・ハブにみられるように、中央銀行業務のデジタル・トランスフォーメーションに向けた POC (Proof of Concept) や技術検証が意欲的に行われている。例えば、スイス・センターやシンガポール・センターにおける銀行や金融市場に対するモニタリングの自動化・リアルタイム化・高度化に関する取組みが挙げられる。

民間金融機関のデータ活用に目を転じると、英国当局が民間金融機関における機械学習の活用状況をサーベイ調査したレポートを公表しており、実用化の進展と裾野の広がりが読み取れる。

データの利用可能性と分析手法の双方がさらに発展することで、家計や企業の行動様式の実態に接近できる。既存の経済学やファイナンス理論が仮定していたモデルの妥当性が検証され、その再構築につながっていく可能性も期待される。

3. 研究報告セッション

(1) 「BERT と因果抽出を用いた気候変動ナラティブの可視化／指数化」

報告者の金田規靖（日本銀行）² は、自然言語処理を用いて、気候変動に関する新聞記事から「経済ナラティブ」（経済事象とその原因事象についてのテキスト上のつながり）を抽出し、可視化・指数化する手法を提案した。

具体的には、以下の4ステップの作業を行う。まず、深層学習ベースの言語モデルである Bidirectional Encoder Representations from Transformer (BERT)³ を用いて、気候変動に関する膨大な新聞記事テキストについて、それぞれがどのような経済トピック（例えば、「国際会議関連」「政策」「企業」等）に属するかを分類する。BERT の特長は、従来の自然言語処理手法では捨象されていたテキストの文脈情報を利用できる点にあり、BERT の利用によって精緻な分類が可能になると考えられる。

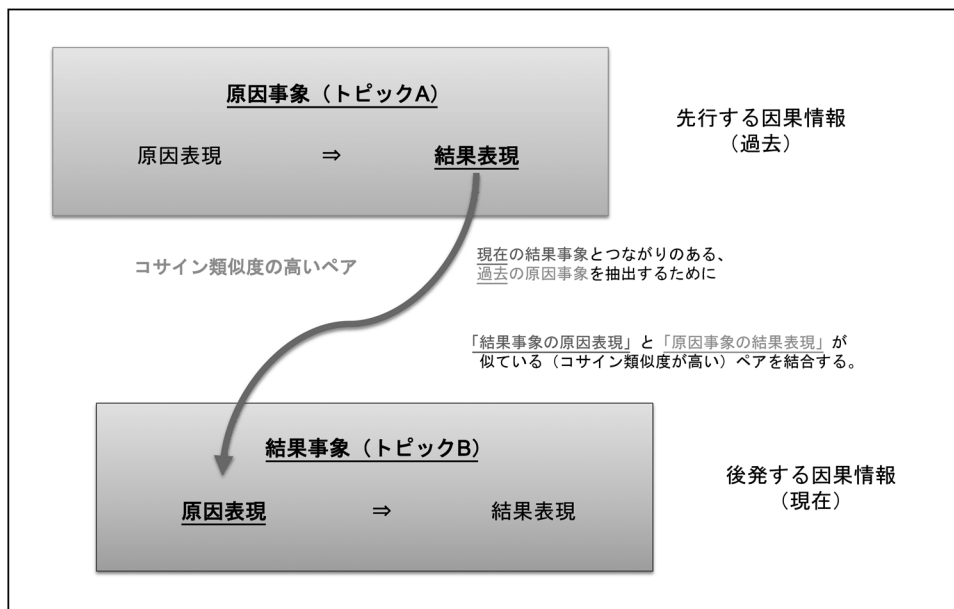
.....
2 共著者の坂地泰紀（東京大学）に代わって登壇。

3 詳細は Devlin *et al.* [2018] を参照。

次に、新聞記事 1 単位ごとにその内部にある因果情報を抽出する。因果抽出には Sakaji, Sekine, and Masuyama [2008] で提案された手法を用い、気候変動に関する原因表現や結果表現のペア（因果情報）を各記事の中から拾い出した。因果情報と前段の BERT による新聞記事のトピック分類結果を組み合わせることで、トピックごとに因果情報を整理できる。

さらに、掲載日時が異なる複数の記事がより大きな気候変動ナラティブを作り出している現象に注目する。具体的には図 1 に示したように、トピック A の因果情報における結果表現と、トピック B の因果情報における原因表現の類似性に注目する。これらの類似度が高ければ、トピック A と B を結合し、より大きな因果性ナラティブが形成されているとみなす⁴。類似度の高い表現同士をつなぐことによって、トピック A からトピック B への因果のつながり（因果チェーン）が見い出せるため、これを「トピック A からトピック B への気候変動ナラティブ」とみなす⁵。また、因果チェーンの時間関係から、トピック A の因果情報は B の因果情報に先行する関係になるため、因果情報の結合においてはこの前後関係が維持されるよう配慮している。以上のステップにより、「記事単位」と「日時単位」を超えた大きな気候変動ナラティブを新聞記事から抽出することを試みた。

図 1 トピック間の原因表現と結果表現の結合方法



4 コサイン類似度が一定のしきい値を上回っている場合、内容が類似していると判定する。

5 Shiller [2019] が提唱した “Economic Narrative” を定量化・可視化したものとも解釈可能である。

最後に、気候変動ナラティブを定量化・可視化する。具体的には、新聞記事における気候変動ナラティブの頻度を、類似度の強さで重み付けして集計した「気候変動ナラティブ・インデックス」を作成し、その時系列変動を検証した。また、重要なトピック同士を矢印で結んだ「ネットワーク関連図」を描き、気候変動ナラティブの全体像を視覚化することを試みた。

その結果、2000年代の気候変動ナラティブでは、国際会議での議論や政府当局による環境規制・制度に関する議論は存在していたが、こうした議論の国内の規制や企業行動への波及は限定的であったことが確認された。一方、2010年代後半以降では、(1) 国際会議や規制等の議論が企業の事業戦略や設備投資等の意思決定に波及していることや、(2) 国際会議や規制等の議論から、金融政策・景況感・物価へのテキスト上のつながりの出現といった新たな特徴が生じていることが確認された(図2)。

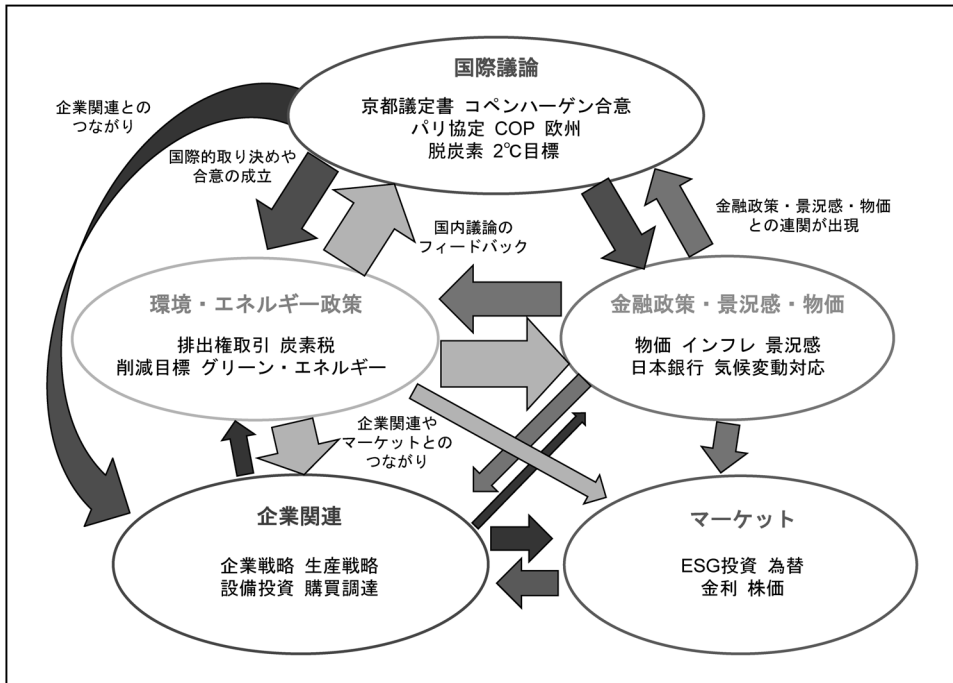
以上の分析結果からは、気候変動問題への対応策の議論が国内の環境規制やエネルギー政策を通じて経済主体の具体的な行動変化につながった可能性が読み取れる。また、こうした行動変化がマクロ経済・物価に対して影響を及ぼしている可能性もある。

今後の研究課題として、本分析の結果をグレンジャー因果等の統計的因果の検定手法を用いて深耕すること、本分析によるニュース指数を用いて経済・市場データを実証研究すること、本分析の手法を従来想定されてこなかった新たな情報の探索に利用することが挙げられる。

指定討論者の新谷元嗣(東京大学)は、本研究は、最新の自然言語処理手法を用いて、気候変動に関するさまざまなトピック間の因果情報に注目した分析を提案し、指数化・可視化することで経済分析への応用を試みた意欲的研究であると評価した。質問として、(1) BERTによるトピック分類の精度はどれほどか、(2) 気候変動ニュース指数の先行研究(Fueki, Shinohara, and Shintani [2022]等)と比較してパフォーマンスはどうか、(3) 気候変動ナラティブ指数の動きを経済学的にどう解釈するか、例えばナラティブ指数の高まりは気候変動リスクに関する不確実性の高まりもしくは、低下のどちらを意味するか、「不確実性のマクロ経済学」との関連はどうかと問うた。

これに対して金田は、(1) BERTは他の機械学習手法より高い分類精度を示していた、(2) 先行研究の気候変動ニュース指数は本研究における「国際議論→環境・エネルギー政策」という因果性を捉えた気候変動ナラティブ指数と高い相関があり、主に移行リスク関連の情報を捉えているのではないかと回答した。(3)については、近年の気候変動ナラティブの強まりや広がり、さまざまな経済主体の気候変動リスクに対する認識の変化や、将来の気候変動政策を見据えた行動の変化が始まっていることを示唆しており、当面の間は、ナラティブ指数の高まりは、マクロ

図2 気候変動ナラティブの主要トピックのネットワーク関連図 (2018~21年)



経済・物価に関する不確実性を高めるように作用する可能性がある」と述べた。

フロアから水田孝信（スパークス・アセット・マネジメント）が、個社の気候変動対応の取組み状況を分析することは可能かとの問いがあった。金田は、データを企業の決算報告書に変えて分析を行えば、個社の対応状況や、注力するビジネス領域の違いを把握できる可能性がある」と述べた。貝塚正彰（日本銀行）は、今回の分析結果は直観的で理解しやすいが十分に予想される結果ともいえ、新たに得られた知見を挙げるとしたら何かと問うた。金田は、企業関連の経済ナラティブを子細にみると、現時点では、気候変動政策と事業戦略や設備投資との関連は強い一方、企業業績や企業財務等のパフォーマンス指標との関連は比較的弱いといった濃淡がある点がやや意外な発見であったと答えた。また、本手法の分析トピックは、任意に変更できるため、例えば、インフレ予想と企業の価格設定行動等の別の経済ナラティブ分析から新たな知見が得られるかもしれないと付言した。関根敏隆（一橋大学）は、今回はある新聞1社のデータベースに基づく分析であり、SNS等のミクロ・データや複数社の新聞記事を用いて比較分析すれば、より詳細な経済ナラティブの解析や頑健性の確認ができるのではないかとコメントした。

(2) 「SHAP を用いた機械学習モデルの解釈～原油価格の変動要因分析を例に～」

機械学習モデルは多くの変数の複雑な関係を表現できるため、経済・ファイナンスをはじめとする幅広い分野での活用が進んでいる。もっとも、説明変数が増加すると、予測精度が向上しやすい反面、予測結果の要因を解釈し、第三者に内容を説明することが難しくなる傾向がみられる。モデルの予測精度と説明可能性 (Explainability) にはトレードオフが存在し、その両立が課題として指摘されている。この問題に対して SHAP (SHapley Additive exPlanations)⁶ という手法を用いて、「被説明変数の動きが、どの説明変数の動きにどの程度起因するのか」を可視化することで、機械学習モデルの説明可能性を確保するアプローチが登場し、金融経済分析への応用を試みる研究がみられはじめている⁷。

報告者の金田は原油価格の予測モデルを事例に採り上げ、以下の4つのステップに沿って、複数のモデル候補⁸の比較検証および分析を行った。

まず、(i) 金融・経済に関する専門知識とアルゴリズムに基づき、説明変数を選択した。次に、(ii) 予測精度の観点からモデル候補をいくつか選択した。さらに、(iii) (ii) で候補とした複数のモデルの中から予測精度と説明可能性がともに優れているモデルを選択した。具体的には、SHAPによるモデルの可視化手法 (時系列の寄与度分解、説明変数の重要度の比較) や、統計的検証手法 (Shapley Regression) を活用した。最後に、(iv) 選択したモデルによる予測結果を解釈した。

比較検証の結果、以下の点が分かった。まず、(i) 機械学習モデルで使用する変数を増やすと予測精度は向上するが、説明可能性が低下することが確認された。専門知識やアルゴリズムを用いて変数がある程度絞り込むことが、モデルの説明可能性を高めるために有効であった。(ii) 予測精度については、一般的に指摘されるように機械学習モデルの精度の高さが確認された。(iii) 説明可能性については、特定の変動要因の寄与が金融・経済の常識とは反対方向に作用する等、専門知識に照らして解釈が難しい結果を示すケースがみられた。(i)～(iii)での検討の結果、本研究の問題設定においては、説明変数を絞り込んだ Random Forest モデルを予測精度と説明可能性を両立させるモデルとして選択した。

最後に (iv) において、最終的に選択されたモデルの予測結果 (インサンプルで

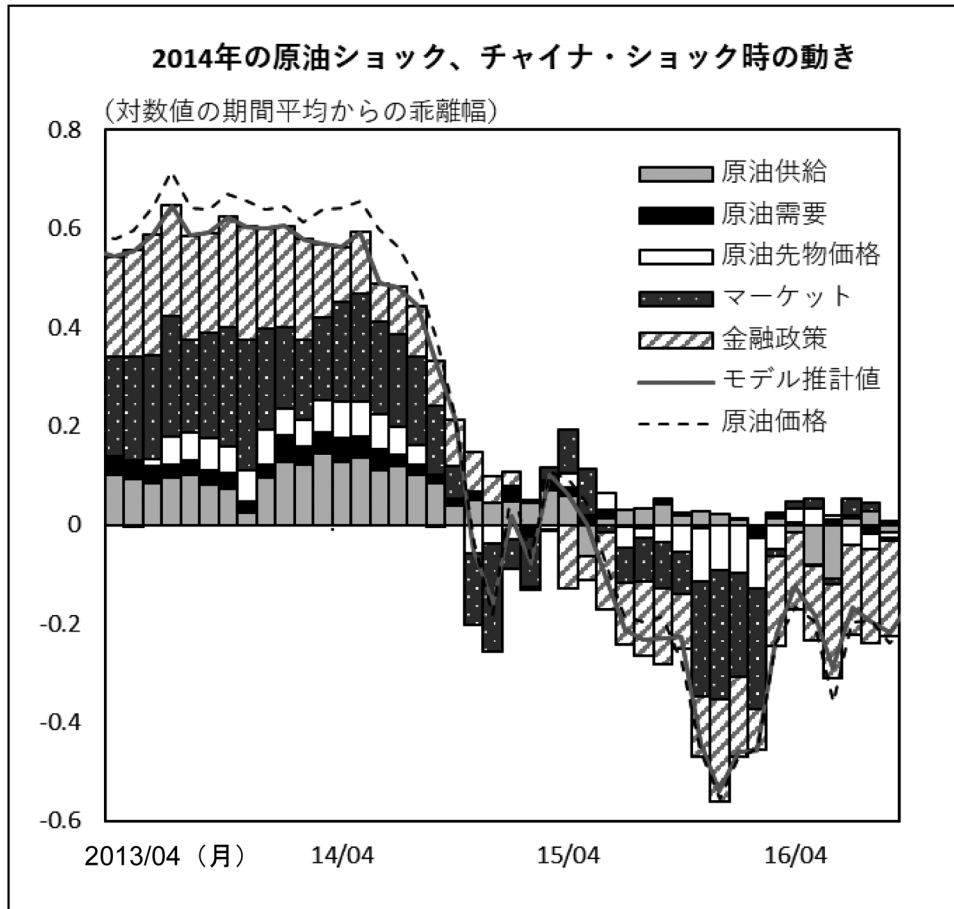
6 説明可能な AI (XAI: eXplainable AI) の一種で、協力ゲーム理論における Shapley 値のコンセプトを応用し、時点ごと・説明変数ごとに、モデル予測値に対する説明変数の寄与度を計算し、可視化する手法。詳細は Lundberg and Lee [2017] を参照。和文解説は大坪ほか [2021] や森下 [2021] を参照。

7 例えば、Buckmann and Joseph [2022] を参照。

8 具体的には、伝統的モデル (ARIMA、構造 VAR <Vector Autoregressive>、Random Walk)、および機械学習モデル (Ridge、Lasso、Elastic Net、Support Vector Machine、Random Forest、Light GBM <Gradient Boosting Decision Tree のアルゴリズム・モデルの一種>、Neural Network) を比較した。

のフィット) をみると、原油価格は主に原油の需給バランスやマーケット要因の影響を受けやすく、その影響度は経済状況に応じて急速に変化していることが確認された(図3)。

図3 SHAPによる原油価格の変動要因分解



SHAPは機械学習モデルにおいて寄与度計算を可能にする。このため、予測精度と専門知識の両面からモデルの比較検討が可能となり、ブラック・ボックス化しやすい機械学習モデルにおけるモデル・リスクの検証に有効である。もっとも、SHAPは被説明変数と説明変数の相関を含めた関係性を示すものであり、因果関係の有無については別途検証する必要がある。この点は今後の研究課題である。

指定討論者の大橋和彦(一橋大学・東京工業大学)は、実務での機械学習の利用を想定し、SHAPによる可視化手法や、説明可能性の観点からの検証手順を明快に提示した点が本研究の貢献であり、興味深い分析結果も示されていると高く評価し

た。質問として、(1) 時間経過に伴う分析対象データの構造変化への対応、(2) 本研究と伝統的な構造 VAR モデルの比較、(3) 本研究手法のアウト・オブ・サンプル予測への応用可能性、(4) テキストデータ等を変数として利用する際の選択基準、(5) 専門知識に基づいてモデルの説明可能性を評価する際の留意点を問うた。

これに対して、金田は、(1) については、局面ごとにデータを分けて推計し、変動要因の変化を確認することで、経済ショックの性質やデータの構造変化を推測する手法を挙げた。(2) については、使用している変数や手法の違いはあるが、概ね同様の傾向を示していると回答した。(3) や (4) については今後の研究課題であるとした。(5) については、SHAP によるモデル評価や推計結果の解釈はユーザーの専門知識に依存するため、新発見の機会を失うことにもつながりかねず、機械学習モデルが新たな変動要因やメカニズムの発見を示唆している可能性を排除しないことが重要と指摘した。

フロアから内山雅浩（ゴールドマン・サックス・アセット・マネジメント）が、原油価格と相関が高いエネルギー株価指数等を説明変数に用いるのは予測モデルとして適切かとの問いがあった。齊藤誠（名古屋大学）は、原油先物価格といった原油価格と理論上関係が深い説明変数を使用しているため、モデルの予測精度が向上しているだけではないかと問うた。金田は、これらの変数は原油需給に対する市場の見方を表す変数として使用しているが、指摘のとおりであり、原油価格との高い相関から生じる内生性の問題等に対処するためのモデルの調整や変数選択については検討が必要と返答した。

(3) 「深層学習によるファイナンスの新展開～ディープ・ヘッジングの紹介～」

報告者の篠崎裕司（日本銀行）は、深層学習のファイナンス分野への応用として注目を集めている「ディープ・ヘッジング」と呼ばれる最先端の技術を解説し、今後の研究の方向性を展望した。ディープ・ヘッジングとは、Buehler *et al.* [2019] で提案されたもので、深層学習を活用して「損失リスク最小化問題」を解くことにより、最適な「ヘッジ戦略」を求める枠組みである。ディープ・ヘッジングにより、取引コスト等の現実的な要素を加味してヘッジ戦略を算出することが可能となる。金融実務およびファイナンス研究における、新しい有力な分析手法となりうることから、実務家、研究者の双方の間で関心が高まっている。

篠崎は、損失リスク最小化問題を、与えられた将来のシナリオのもとで、何らかの尺度（例えば、期待ショートフォール）による損失リスクを最小化するヘッジ戦略（ポートフォリオをどう調整して、資産を保有するか）を求める問題として定式

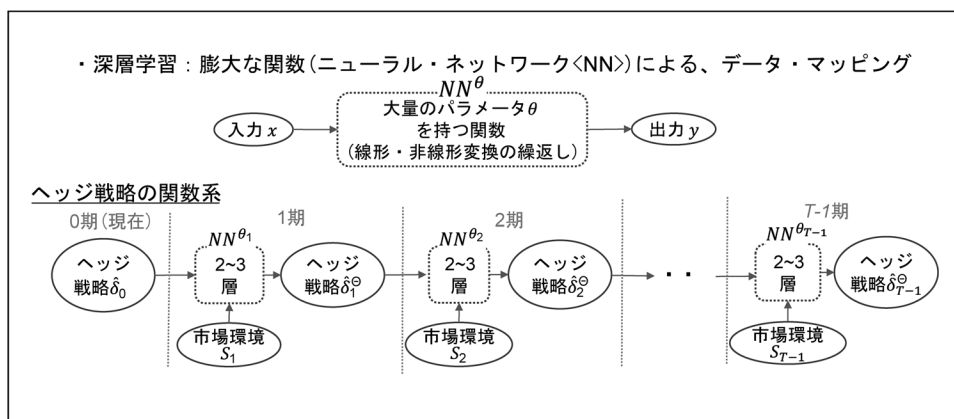
化した。次に、現在のデリバティブ実務において主流となっている完備市場理論に基づくアプローチについて説明した。このアプローチでは、市場摩擦等がない理想的な金融市場では、保有するデリバティブと同じ将来キャッシュ・フローを複製により生成できるため、損失リスクを完全になくすることができる。もっとも、取引コスト等の市場摩擦が存在する場合は、完全には複製を達成することができず損失リスクが生じうることを完備市場理論の問題点として挙げ、課題の概念整理を行った。

次に、この問題点を克服しうる手法として、ディープ・ヘッジングの枠組みを解説した。具体的には、ヘッジ戦略をニューラル・ネットワークによりモデル化し、深層学習を用いて損失リスクを最小化するようにモデルを学習させ、学習結果を用いてヘッジ戦略を求めるという一連の工程となる。ここで、ヘッジ戦略は、ある1期間のヘッジ戦略について前期のヘッジ戦略と当期の市場環境の情報を入力とするニューラル・ネットワークを想定し、その戦略を複数期間分つなげた結果として、通期のヘッジ戦略を想定する。この問題は再帰的なニューラル・ネットワークとして記述することができる（図4）。

ディープ・ヘッジングは、これまで定量化が困難であった現実の市場の制約の影響を分析する手段となりうる。しかし、学習に用いる市場環境の将来シナリオの生成や、学習結果の収束性、結果の解釈に関する困難さ等課題も多く、既存の完備市場の想定に基づくアプローチを置き換えるまでは至っていないことを指摘した。

最後に、ディープ・ヘッジングの最新の研究として、将来シナリオ生成に深層学習を用いた研究や、金融機関の資産負債管理（Asset Liability Management）やストレス・テスト等広範なリスク管理への応用を試みた研究を紹介した。

図4 ディープ・ヘッジングにおけるヘッジ戦略のモデル化



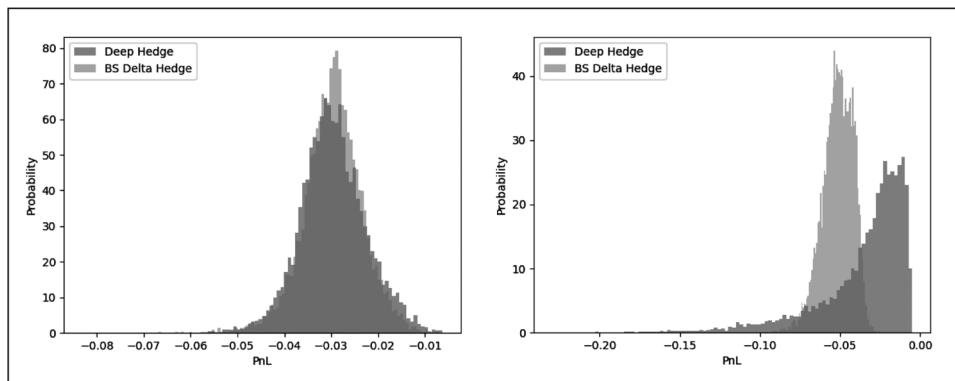
指定討論者の茂島靖文（SMBC 日興証券）は、ディープ・ヘッジングは金融実務

家も非常に注目しているが、テクニカルな文献が中心で、その全体像が見えにくくなっているため、当該技術の要点をまとめた篠崎による報告は非常に有用であると評価した。より具体的に理解するために、ディープ・ヘッジングを用いて簡易なデリバティブのヘッジ戦略を算出した例を複数紹介し、その数値例の妥当性や挙動の解釈について述べた。

まず、ディープ・ヘッジングによるヘッジ戦略と完備市場における複製理論に基づくデルタ・ヘッジ戦略とを比較し、取引コストが小さい場合は同じような挙動となることを確認した（図5左図）。また、リスク尺度のパラメータを変更して、よりリスク回避度を小さくした場合、ディープ・ヘッジングによる損益の分布がよりテール・リスク（低確率だが大きな損失の発生）を許容する方向に変化することを示した（図5右図）。これは、リスク回避度の低い投資家は、ヘッジ取引頻度とそれに伴う取引コストを抑制することで、平均的な損益を高める代わりにテール・リスクを許容している、と解釈できる。

さらに、ディープ・ヘッジングにより無差別価格（デリバティブの保有と同等の効用をもたらす現金等価額）を算出し、取引サイズの変化に対し無差別価格が非線形に変化する（すなわち、大量に取り引きするほど単価が上昇する）という数値挙動⁹を示すことを指摘した。最後に金融実務に適用するにあたっての今後の可能性と課題をまとめた。

図5 ディープ・ヘッジングによる損益の分布（右：リスク回避度を小さくした場合）



備考：縦軸は確率密度関数の値、横軸はデリバティブの元本に対する損益の割合を表す。

フロアからは、中沢浩志（産業技術総合研究所）から、エキゾチック・デリバティ

9 こうした挙動は、市場流動性が低く、大量に売買する場合に当初想定した価格で取引ができなくなるような商品を考えて、自然なものだと考えられる。なお、デリバティブの価格付けにおいて現在主流の方法では、元本1単位の価格をリスク中立評価により計算し、取引サイズと掛け合わせて時価を算出する。このため、時価は取引サイズの変化に応じて線形にしか変化しない。

ブ、例えば、デジタル型オプションにディープ・ヘッジングを適用する際には、実用上、学習結果の解釈が重要となるという指摘があった¹⁰。また、実際にそのような研究がなされている事例があるかが問われた。篠崎は、解釈性を主眼とした研究は複数存在し、特に、ニューラル・ネットワークよりも簡単なモデルを使い、ヘッジ戦略の学習結果の解釈を行う手法が提案されていると述べた。

4. 閉会挨拶

理事の貝塚は、報告者・登壇者・出席者の貢献に感謝の意を示し、今回のワークショップの各セッションで取り上げた論点を総括した。加えて、最近の経済分析において利用可能なデータが増大する一方、分析手法も機械学習等の新たな広がりを見せる中、両者の組み合わせにより伝統的な分析では見えなかった関係性が見出されてきており、今後も両者のバランスのとれた発展が期待されると指摘した。また、ファイナンス技術の発展は、リスク管理の高度化をもたらす一方で、新たな金融システムにおけるリスクの種につながっていく可能性があるという指摘した。中央銀行は、こうしたリスクへの対応のため、最先端の分析技術について常にキャッチアップしていく必要があると金融研究所の活動意義を強調した。

.....
 10 デジタル型オプションの場合、満期時点の原資産価格が一定の値を超えるか否かでデリバティブのペイオフが不連続に変化するため、満期に近づくにつれヘッジ戦略が自明なもの（例えば、シナリオに応じてヘッジ手段を1単位保有するか全く保有しないかの二択のヘッジ戦略）になるのが自然である。そのため、ディープ・ヘッジングによるヘッジ戦略の妥当性検証の観点からは、学習結果がそのような挙動を示しているか確認することが重要となる。

参考文献

- 大坪直樹・中江俊博・深沢祐太・豊岡 祥・坂元哲平・佐藤 誠・五十嵐健太・市原大暉・堀内新吾、『XAI（説明可能な AI） そのとき人口知能はどう考えたのか？』、リックテレコム、2021 年
- 森下光之助、『機械学習を解釈する技術 予測力と説明力を両立する実践テクニック』、技術評論社、2021 年
- Buckmann, Marcus, and Andreas Joseph, “An Interpretable Machine Learning Workflow with an Application to Economic Forecasting,” Staff Working Paper No. 984, Bank of England, 2022.
- Buehler, Hans, Lukas Gonon, Josef Teichmann, and Ben Wood, “Deep Hedging,” *Quantitative Finance*, 19(8), 2019, pp. 1271–1291.
- Devlin, Jacob, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova, “BERT: Pre-Training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding,” arXiv: 1810.04805, 2018.
- Fueki, Takuji, Takeshi Shinohara, and Mototsugu Shintani, “Climate-Change Risks and the Transmission of Monetary Policy,” paper presented at the 2022 Annual Meeting of the Central Bank Research Association, 2022.
- Lundberg, Scott, and Su-In Lee, “A Unified Approach to Interpreting Model Predictions,” *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, pp. 4765–4774.
- Sakaji, Hiroki, Satoshi Sekine, and Shigeru Masuyama, “Extracting Causal Knowledge Using Clue Phrases and Syntactic Patterns,” *Practical Aspects of Knowledge Management*, 5345, 2008, pp. 111–122.
- Shiller, Robert J., *Narrative Economics: How Stories Go Viral and Drive Major Economic Events*, Princeton University Press, 2019.

参考 1：プログラム

司会：須藤直（日本銀行）

開会挨拶：副島豊（日本銀行）

研究報告 1「BERT と因果抽出を用いた気候変動ナラティブの可視化／指数化」

報告者：坂地泰紀（東京大学）

—— 金田規靖（日本銀行）との共同研究

指定討論者：新谷元嗣（東京大学）

研究報告 2「SHAP を用いた機械学習モデルの解釈～原油価格の変動要因分析を例に～」

報告者：金田規靖（日本銀行）

—— 松栄共紘（住友生命保険）、平木一浩（日本銀行）、

木全友則（日本銀行）との共同研究

指定討論者：大橋和彦（一橋大学・東京工業大学）

研究報告 3「深層学習によるファイナンスの新展開～ディーブ・ヘッジングの紹介～」

報告者：篠崎裕司（日本銀行）

指定討論者：箆島靖文（SMBC 日興証券）

閉会挨拶：貝塚 正彰（日本銀行）

参考2：参加者リスト（敬称略、五十音順）

青木	浩介	東京大学
安達	誠司	日本銀行
足立	高德	東京都立大学
新井	拓児	慶應義塾大学
家田	明	マネーフォワードケッサイ
家田	雅志	東京理科大学
磯貝	明文	三菱UFJトラスト投資工学研究所
一上	響	慶應義塾大学
井上	知泰	三菱UFJモルガン・スタンレー証券
岩壺	健太郎	神戸大学
内山	朋規	東京都立大学
内山	雅浩	ゴールドマン・サックス・アセット・マネジメント
宇野	淳	早稲田大学
太田	晴康	みずほリサーチ&テクノロジーズ
大橋	和彦	一橋大学・東京工業大学
箴島	靖文	SMBC日興証券
小野	有人	中央大学
小野寺	敬	日本経済研究センター
貝塚	正彰	日本銀行
風戸	正行	日本銀行
加藤	大輔	みずほリサーチ&テクノロジーズ
金田	規靖	日本銀行
河合	祐子	Japan Digital Design
川上	詩織	マネーフォワード
北岸	郁雄	マネーフォワード
北村	行伸	立正大学
木全	友則	日本銀行
楠岡	成雄	東京大学・明治大学
小枝	淳子	早稲田大学
五島	圭一	早稲田大学
齊藤	誠	名古屋大学
齋藤	悠司	マネーフォワード
坂地	泰紀	東京大学
塩路	悦朗	一橋大学
篠	潤之介	早稲田大学
篠崎	裕司	日本銀行

白塚	重典	慶應義塾大学
新谷	元嗣	東京大学
水門	善之	野村證券
鈴木	淳人	日本銀行
須藤	直	日本銀行
関根	順	大阪大学
関根	敏隆	一橋大学
副島	豊	日本銀行
高橋	寿弥	三菱 UFJ 銀行
高橋	大志	慶應義塾大学
田村	直樹	日本銀行
千葉	貴司	三井住友銀行
中川	秀敏	一橋大学
中沢	浩志	産業技術総合研究所
中島	上智	一橋大学
二宮	祥一	東京工業大学
芳賀	拓	三菱 UFJ モルガン・スタンレー証券
原	尚子	日本銀行
平木	一浩	日本銀行
深澤	正彰	大阪大学
福田	慎一	東京大学
保坂	豪	JPX 総研
牧本	直樹	筑波大学
松栄	共紘	住友生命保険
水田	孝信	スパークス・アセット・マネジメント
山内	浩嗣	三菱 UFJ トラスト投資工学研究所
山中	卓	青山学院大学
湯山	智教	金融庁
吉羽	要直	東京都立大学
若森	直樹	一橋大学
渡部	敏明	一橋大学

※ このほか、傍聴者が約 220 名（うち日本銀行職員が約 10 名）参加。

